

Master 2 Data Science

TD3 - Cours de Deep Learning

Apprentissage adversarial

Repris du cours de T. Artières and S. Ayache
QARMA team - LIS lab

Janvier 2025

I. Conditional Generative Adversarial Networks (CGANs)

Les conditional GAN ont été proposés dans ce papier *ArXiv*. L'objectif est d'apprendre à un générateur à générer des données conditionnellement à une information donnée en entrée. Dans ce papier il s'agit de la classe de l'exemple à générer. La figure suivante, extraite de l'article cité, illustre le principe de ce modèle. Le but est ici que le générateur apprenne à générer des données conditionnellement à une classe y où la classe y est one-hot-encodée en entrée du générateur ET du discriminateur.

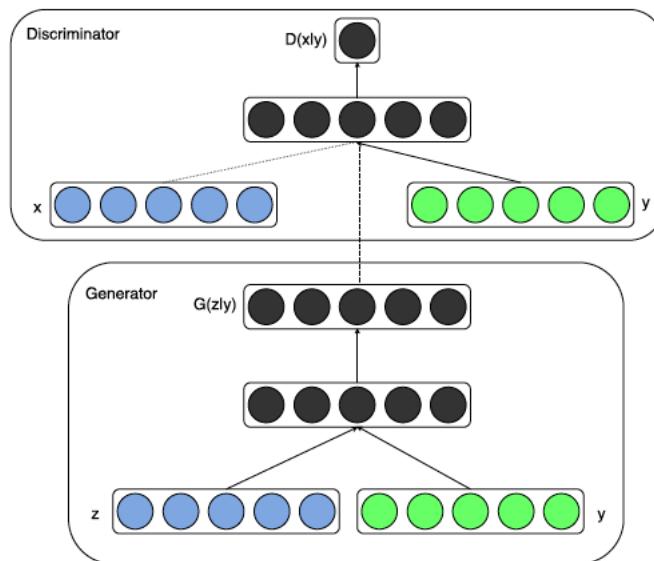


Figure 1: Conditional adversarial net

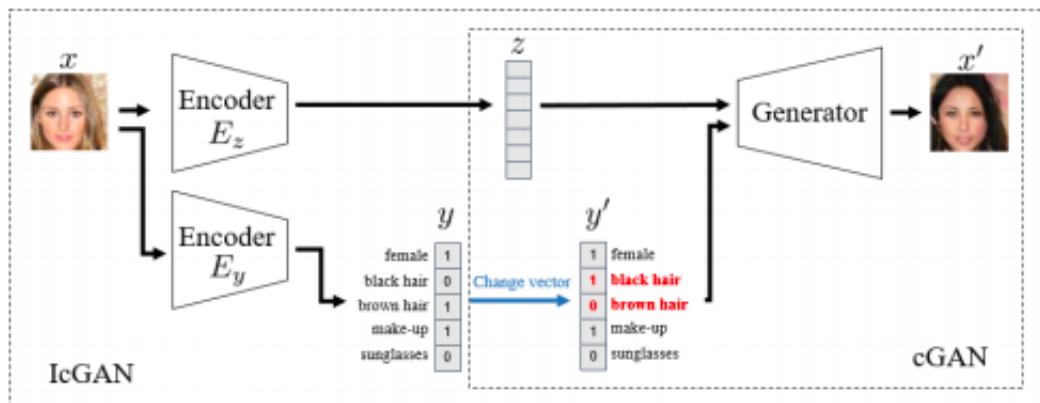
- (1) En vous inspirant du critère utilisé pour apprendre un GAN, proposez un critère pour apprendre ce CGAN.
- (2) Expliquez pourquoi le y est utilisé en entrée du générateur et du discriminateur.

- (3) Pourquoi n'utilise-t-on pas autant de générateurs qu'il y a de classes dans les données et en apprenant chacun de ces générateurs séparément avec les données de la classe correspondante ?
- (4) Proposez un sketch de l'algorithme d'apprentissage de ce modèle CGAN.

II. Conditional GANs for image editing

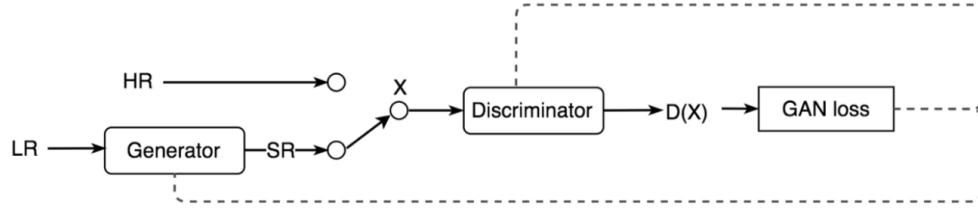
Les conditional GAN ont été utilisés de différentes façons. L'article *Invertible Conditional GANs for image editing* propose d'apprendre à éditer les images en construisant un système à base de CGANs. L'objectif est d'apprendre à un générateur à modifier une image en modifiant un de ses attributs. La figure suivante, extraite de l'article cité, illustre le principe de ce modèle.

Le système est composé d'un encodeur en deux parties. Le premier encodeur produit un vecteur latent z , le second produit des labels correspondants à différents facteurs de variation de l'image y (encodant sous forme d'un vecteur d'attributs binaires des facteurs tels que le genre de la personne, sa couleur de cheveux etc). On considère le CGAN appris à l'aide d'un jeu de données pour lequel l'étiquetage y des données suivant les facteurs de variation est connu (e.g. *le dataset Celeba*).



- (1) Proposer une stratégie d'apprentissage, un critère d'apprentissage, pour les encodeurs.
- (2) Pourrait-on tout apprendre simultanément, les encodeurs et le CGAN ? Comment vous y prendriez vous ?

III. Super Résolution (Examen 2022)



- (1) La super résolution consiste à générer des données images en haute résolution à partir de données image en basse résolution. Il s'agit d'un problème classique revisité ces dernières années avec le succès des stratégies adversariales.
 - a. Quelle stratégie simple non adversariale pourriez vous imaginer pour, par exemple, multiplier par 4 la résolution, c'est à dire doubler le nombre de lignes et de colonnes ?
 - b. Quel défaut pouvez vous imaginer (dans les images produites) que votre technique provoquera ? Justifiez.
- (2) Le schéma présenté ici contient l'essentiel de l'idée. Il s'agit à partir d'images en Haute et Basse Résolution (HR et BR) d'apprendre une architecture composée d'un générateur (qui calcule une image haute résolution à partir d'une image basse résolution) et d'un discriminateur.
 - a. Le générateur prend en entrée une image en basse résolution et pas un vecteur latent tiré aléatoirement selon une loi a priori. De quel type de GAN s'agit-il ?
 - b. En vous inspirant des critères adversariaux déjà étudiés écrivez un critère d'apprentissage pour cette architecture sous forme d'une minimisation de maximisation. Vous préciserez bien quel critère est utilisé pour apprendre chacun des modèles.
 - c. Cette stratégie montre comment il est possible d'extrapoler une information dont on ne dispose pas initialement. Comment en s'appuyant sur le même principe peut-on concevoir un modèle capable de générer une image 3D à partir d'une image 2D ? De quel genre de jeu de données a-t-on besoin ?